APLIKASI REGRESI *RIDGE LEAST ABSOLUTE DEVIATION* PADA KASUS PELANGGARAN ASUMSI KENORMALAN DAN MULTIKOLINIERITAS

Indah Ayustina, Anna Islamiyati, Raupong
Program Studi Statistika, FMIPA, Universitas Hasanuddin

ABSTRAK

Metode yang dapat digunakan ketika terjadi pelanggaran asumsi kenormalan dan multikolinieritas secara bersamaan adalah metode regresi *ridge least absolute deviation (RLAD).* Metode regresi *RLAD* merupakan penggabungan antara metode regresi *ridge* dan metode regresi *robust LAD.* Skripsi ini bertujuan untuk mengestimasi parameter regresi dengan metode *RLAD* pada data harga penjualalan dangke Kecamatan Cendana Kabupaten Enrekang tahun 2013 dimana variabel tak bebasnya adalah harga penjualan dangke (Y) dan variabel-variabel bebasnya adalah biaya produksi dangke (X_1), jumlah produksi susu (X_2), jumlah produksi dangke (X_3) dan jumlah pembeli dangke (X_4). Adapun model regresi *RLAD* yang terbentuk adalah

$$\hat{Y}_{RLAD} = 9192 + 0.08\, X_2 - 453.23\, X_3.$$

Ketika data diolah dengan metode penaksir *ordinary least square* tak satupun variabel bebas yang secara signifikan mempengaruhi variabel tak bebas dimana nilai kuadrat tengah galat (KTG) dan R^2 yang diperoleh adalah sebesar 2537086 dan 0.203. Setelah diolah dengan metode *RLAD* terdapat dua variabel bebas yang berpengaruh terhadap variabel tak bebas yaitu jumlah produksi susu (X_2) dan jumlah produksi dangke (X_3) dengan nilai KTG dan R^2 sebesar 2406307.578 dan 0.244. Terlihat bahwa ketika data tidak berdistribusi normal dan terjadi multikolinieritas salah satu metode yang dapat digunakan adalah metode *RLAD.*

Kata Kunci : Ketidaknormalan galat, Multikolinieritas, Regresi *Ridge*, Regresi R*obust LAD*, Regresi *RLAD*.

1. Pendahuluan

Analisis regresi merupakan salah satu metode statistika yang sering digunakan untuk melihat hubungan antara variabel bebas dan variabel tak bebas. Secara umum, analisis regresi linier terbagi atas dua yaitu analisis regresi linier sederhana dan analisis regresi linier berganda. Permasalahan yang sering dihadapi pada regresi linier berganda adalah galat yang tidak berdistribusi normal dan terjadinya multikolineritas. Kedua masalah ini merupakan dua masalah yang saling terpisah namun seringkali terjadi secara bersamaan. Salah satu metode yang diusulkan untuk menangani kedua masalah ini adalah dengan menggabungkan metode regresi *ridge* dan metode regresi *robust least absolute deviation (LAD)* (Pfaffenberger dan Dielman (1985) *dalam* Midi dan Zahari (2007)).

Berdasarkan uraian tersebut, penulisan ini akan mengkaji ulang penggunaan regresi *RLAD* dalam mengatasi masalah ketidaknormalan dan multikolinieritas yang selanjutnya akan diaplikasikan pada data penjualan dangke tahun 2013 di Kecamatan Cendana, Kabupaten Enrekang (Wahyuni, 2013).

2. Tinjauan Pustaka

2.1 *Least Absolute Deviation*

Least absolute deviation (LAD) menangani masalah galat yang tidak berdistribusi normal. Penaksir *LAD* ($\hat{\beta}_{LAD}$) didefinisikan sebagai solusi dari meminimumkan harga mutlak galat:

$$\min \sum_{i=1}^{n} |\varepsilon_i| = \min \sum_{i=1}^{n} \left| Y_i - \boldsymbol{X}_i^t \boldsymbol{\beta}_{LAD} \right|. \qquad (2.1)$$

Dibandingkan dengan meminimumkan jumlah kuadrat galat sebagaimana pada *OLS*, jumlah nilai absolut dari galat lebih minimum. Sehingga efek dari keberadaan pencilan pada penaksir *LAD* akan lebih kecil dibanding pada penaksir *OLS* (Abd. El-Salam, 2013).

Metode yang digunakan dalam penaksiran parameter ini adalah dengan metode *iteratively reweighted least square (IRLS)*. Metode *Weighted Least Square* (*WLS*) dapat digunakan untuk menghitung penaksir parameter *LAD.* Penaksir parameter *WLS* dapat dituliskan sebagai:

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{WLS} = (\boldsymbol{X^t W X})^{-1} \boldsymbol{X^t W Y}, \qquad (2.2)$$

dimana $\boldsymbol{W}$ adalah matriks diagonal dengan elemen diagonalnya w_{ii}. Elemen diagonal dari matriks $\boldsymbol{W}$ adalah:

$$w_{ii} = \begin{cases} \dfrac{1}{|\varepsilon_i|}, & jika\ |\varepsilon_i| \neq 0 \\ 1, & jika\ |\varepsilon_i| = 0 \end{cases},$$

dimana ε_i adalah galat dari nilai awal yang diperoleh dari metode *OLS* (Abd. El-Salam, 2013).

2.2 Regresi *Ridge*

Regresi *ridge* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengatasi masalah multikolinieritas melalui modifikasi terhadap metode *OLS*. Modifikasi tersebut ditempuh dengan cara menambah tetapan bias c yang relatif kecil pada diagonal utama matriks $\boldsymbol{X}^t\boldsymbol{X}$ yang diperoleh melalui metode *OLS*. Model umum dari regresi *ridge* adalah sebagai berikut:

$$Y_i = \beta_0^R + \beta_1^R X_{i1} + \beta_2^R X_{i2} + \cdots + \beta_p^R X_{ip} + \varepsilon_i\ , i = 1,2, \ldots, n,$$

atau dapat dinyatakan dapat dinyatakan dalam bentuk matriks yakni sebagai berikut:

$$\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{X}\boldsymbol{\beta}_R + \boldsymbol{\varepsilon}, \qquad (2.3)$$

dimana $\boldsymbol{\beta}_R = \begin{bmatrix} \beta_0^R & \beta_1^R & \ldots & \beta_p^R \end{bmatrix}^{\boldsymbol{t}}$ merupakan parameter regresi *ridge* yang akan ditaksir.

Penaksir regresi ridge diperoleh dengan meminimumkan jumlah kuadrat galat untuk model pada Persamaan (2.3) dengan syarat memenuhi kendala $\boldsymbol{\beta}_R^t\boldsymbol{\beta}_R = \rho$. Untuk meminimumkan jumlah kuadrat tersebut digunakan metode pengali *Lagrange* dan diperoleh fungsi yaitu :

$$h(\boldsymbol{\beta}_R, c) = \boldsymbol{Y}^t\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{2}\boldsymbol{\beta}_R^t\boldsymbol{X}^t\boldsymbol{Y} + \boldsymbol{\beta}_R^t\boldsymbol{X}^t\boldsymbol{X}\boldsymbol{\beta}_R + c(\boldsymbol{\beta}_R^t\boldsymbol{\beta}_R - \rho). \qquad (2.4)$$

Selanjutnya Persamaan (2.4) diturunkan terhadap $\boldsymbol{\beta}_R$ kemudian disamakan dengan nol sehingga diperoleh :

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_R(c) = (\boldsymbol{X}^t\boldsymbol{X} + c\boldsymbol{I})^{-1}\boldsymbol{X}^t\boldsymbol{Y}. \qquad (2.5)$$

2.3 Regresi *Ridge Least Absolute Deviation*

Regresi *ridge least absolute deviation (RLAD)* merupakan metode yang menggabungkan antara regresi *ridge* dan regresi *robust LAD.* Penggabungan kedua metode ini akan menghasilkan metode yang mampu mengatasi masalah ketidaknormalan dan multikolinieritas pada data (Samkar dan Alpu, 2010).

Penggabungan regresi *ridge* dengan regresi *robust LAD* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{RLAD}(c^*) = (\boldsymbol{X}^t\boldsymbol{X} + c^*\boldsymbol{I})^{-1}\boldsymbol{X}^t\boldsymbol{X}\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{LAD}\ ,$$

dimana $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{RLAD}$ merupakan penaksir parameter regresi *RLAD*, dan $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{LAD}$ penaksir parameter regresi *robust LAD*. Nilai c^* diperoleh dengan menggunakan metode *fixed point* dengan rumus sebagai berikut:

$$c^* = \frac{(p+1)s_{LAD}^2}{\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{LAD}^t\,\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{LAD}}, \qquad (2.6)$$

dimana

$$s_{LAD}^2 = \frac{(\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{X}\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{LAD})^t(\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{X}\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{LAD})}{n-(p+1)}. \qquad (2.7)$$

2.4 Pengujian Parameter Regresi *Ridge Least Absolute Deviation*

Pengujian signifikansi parameter regresi *RLAD* sama dengan pengujian signifikansi parameter *OLS*, yaitu menggunakan statistik uji t dan statistik uji F.

1. Uji Simultan

   Pengujian parameter secara simultan dilakukan dengan uji F dengan hipotesis yang akan diuji adalah sebagai berikut:

   H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_p = 0$

   H_1 : Ada $\beta_k \neq 0$, untuk $k = 1,2,..,p$

   Uji F dilakukan dengan membandingkan nilai F_{hitung} dengan nilai $F_{\alpha,p,n-(p+1)}$. F_{hitung} diperoleh dengan menggunakan rumus berikut:

   $$F_{hitung} = \frac{KTR}{KTG}\ , \qquad (2.8)$$

   dimana KTR merupakan kuadrat tengah regresi dan KTG merupakan kuadrat tengah galat. Kriteria pengambilan keputusan terima H_0 jika $F_{hitung} \leq F_{\alpha,p,n-(p+1)}$ dan tolak H_0 jika $F_{hitung} > F_{\alpha,p,n-(p+1)}$ (Sembiring, 1995).

2. Uji Parsial

   Pengujian parameter secara parsial (individual) dilakukan dengan uji t dengan hipotesis berikut:

   H_0 : $\beta_k = 0$, dimana $k = 1,2,\dots,p$ (X_k secara signifikan tidak mempengaruhi harga penjualan dangke).

   H_1 : $\beta_k \neq 0$ (X_k tidak mempengaruhi harga penjualan dangke).

   Uji t dilakukan dengan membandingkan nilai t_{hitung} dengan nilai $t_{\alpha,n-(p+1)}$. Nilai t_{hitung} diperoleh dengan menggunakan rumus berikut:

   $$t_{hitung} = \frac{\widehat{\beta}_k}{Se(\widehat{\beta}_k)}, \qquad (2.9)$$

   dimana

   $$Se(\hat{\beta}_k) = \sqrt{KTG(o_{jj})}\ ,$$

   dimana o_{jj} merupakan unsur ke-jj dari matriks $(\boldsymbol{X}^t\boldsymbol{X})^{-1}$ dan $j = 1,2,\dots,(p+1)$. Kriteria pengambilan keputusan terima H_0 jika $|t_{hitung}| \leq t_{\alpha,n-(p+1)}$ dan tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\alpha,n-(p+1)}$ (Sembiring, 1995).

2.5 Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Kriteria pemilihan model regresi linier terbaik dapat dilakukan dengan melihat nilai KTG. Model regresi linier berganda yang didapat dari penaksiran parameter menggunakan regresi *RLAD* dibandingkan dengan melihat nilai KTG. Semakin kecil nilai KTG, maka semakin baik model regresi yang terbentuk (El-Salam, 2013).

3. Metode Penelitian

3.1. Sumber Data

Data yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah data sekunder berupa data harga penjualan dangke per biji, biaya produksi dangke per biji, jumlah produksi susu, jumlah produksi dangke, dan jumlah pembeli (Wahyuni, 2013).

3.2. Identifikasi Variabel

Tugas akhir ini menggunakan variabel-variabel yaitu :

1. Variabel tak bebas
   Y = harga penjualan dangke per biji (rupiah). Variabel bebas
   X_1 = biaya produksi dangke per biji (rupiah).
   X_2 = jumlah produksi susu yang dinyatakan dalam rupiah.
   X_3 = jumlah produksi dangke (biji).
   X_4 = jumlah pembeli dangke (orang).

3.3. Metode Analisis

Adapun langkah-langkah yang dilakukan berdasarkan tujuan penelitian adalah sebagai berikut :

1. Melakukan pengambilan data sekunder yang mengalami masalah ketidaknormalan dan multikolinieritas.
2. Melakukan taksiran dengan menggunakan regresi *robust LAD*. Langkahnya yaitu sebagai berikut:
   a. Menghitung $\widehat{\boldsymbol{\beta}}$ menggunakan metode *OLS*, sehingga didapatkan $\hat{y}_{i,0}$ dan $\varepsilon_i^0 = Y - \hat{Y}\,_i^0, (i = 1,2, \dots, n)$ yang dijadikan sebagai nilai awal (Y_i adalah data hasil pengamatan).
   b. Menghitung pembobot awal (w_{ii}^0).
   c. Menyusun matriks pembobot berupa matriks diagonal $\boldsymbol{W}_0$ dengan elemen $w_{11}^0; w_{22}^0; \dots ; w_{nn}^0$.
   d. Menghitung penaksir parameter *LAD*.
   e. Menghitung $\sum_{i=1}^{n} |\varepsilon_i^1|$.
   f. Langkah *b* sampai dengan *e* diulang sampai didapatkan $\sum_{i=1}^{n} |\varepsilon_i^{m+1}| - \sum_{i=1}^{n} |\varepsilon_i^{m}| \equiv 0$
3. Melakukan taksiran dengan menggunakan regresi *ridge.* Langkahnya yaitu sebagai berikut:
   a. Menghitung nilai $\boldsymbol{\varepsilon}_{LAD}$ berdasarkan penaksir $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{LAD}$ yang diperoleh dari metode iterasi.
   b. Menghitung nilai c^*.
   c. Menghitung nilai $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{RLAD}$.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Penaksiran Parameter Model Regresi *Ridge Least Absolute Deviation*

Proses penaksiran dengan metode *RLAD* diawali dengan menaksir parameter *LAD* dengan metode *IRLS* yakni dengan meminimumkan fungsi $\rho(\varepsilon_i)$ yakni sebagai berikut:

$$\min \sum_{i=1}^{n} \rho(\varepsilon_i) = \sum_{i=1}^{n} \min \rho\left(Y_i - \boldsymbol{X}_i^t \boldsymbol{\beta}_{LAD}\right), \tag{4.1}$$

dimana $\rho(\varepsilon_i) = |\varepsilon_i|$ dan $\boldsymbol{X}_i$ baris ke-i matriks $\boldsymbol{X}$**.** Meminimumkan jumlah mutlak galat dilakukan dengan menurunkan secara parsial Persamaan (4.1) terhadap $\boldsymbol{\beta}_{LAD}$ kemudian disamakan dengan 0 sehingga diperoleh:

$\sum_{i=1}^{n} \psi(\varepsilon_i)\boldsymbol{X}_i = \boldsymbol{0}.$

Nilai $\psi(\varepsilon_i)$ digunakan untuk memperoleh pembobot w_{ii}, dengan fungsi pembobot $w_{ii} = \frac{\psi(\varepsilon_i)}{\varepsilon_i}$ (Lawrence dan Arthur, 1990). Diperoleh nilai $\psi(\varepsilon_i)$ yakni sebagai berikut:

$$\psi(\varepsilon_i) = \begin{cases} 1, & jika\ \varepsilon_i > 0 \\ 0, & jika\ \varepsilon_i = 0 \\ -1, & jika\ \varepsilon_i < 0 \end{cases} \tag{4.2}$$

Fungsi pada Persamaan (4.2) digunakan untuk menentukan matriks pembobot $\boldsymbol{W}$ yang unsur-unsur diagonal utamanya diperoleh berdasarkan fungsi pembobot *LAD* berikut*:*

$$w_{ii} = \begin{cases} \frac{1}{|\varepsilon_i|}, & jika\ |\varepsilon_i| \neq 0 \\ 1, & jika\ |\varepsilon_i| = 0 \end{cases}, \tag{4.3}$$

sehingga Persamaan (4.3) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\sum_{i=1}^{n} \varepsilon_i w_{ii} \boldsymbol{X}_i = \boldsymbol{0}. \tag{4.4}$$

Dengan demikian terlihat bahwa Persamaan (4.4) merupakan solusi dari *WLS* yaitu $\sum_{i=1}^{n} w_{ii}(Y_i - \hat{Y}_i)^2 = 0$ sehingga diperoleh penaksir parameter *LAD* yakni sebagai berikut:

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{\boldsymbol{LAD}} = (\boldsymbol{X}^t\boldsymbol{W}\boldsymbol{X})^{-\boldsymbol{1}}\boldsymbol{X}^t\boldsymbol{W}\boldsymbol{Y}. \tag{4.5}$$

Secara umum, proses iterasi pada Persamaan (4.5) dapat dinyatakan dalam bentuk matriks yakni sebagai berikut:

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{LAD}^{m+1} = (\boldsymbol{X}^t\boldsymbol{W}^m\boldsymbol{X})^{-\boldsymbol{1}}\boldsymbol{X}^t\boldsymbol{W}^m\boldsymbol{Y}. \tag{4.6}$$

Nilai penaksir parameter *LAD* yang diperoleh melalui metode *IRLS* selanjutnya digunakan untuk menaksir parameter *RLAD* $\left(\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{RLAD}\right)$ dengan mensubtitusi nilai $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{\boldsymbol{LAD}}$ kepersamaan berikut:

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{RLAD}(c^*) = (\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{X} + c^*\boldsymbol{I})^{-1}\boldsymbol{X}^t\boldsymbol{X}\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{LAD}, \tag{4.7}$$

dimana nilai c^* diperoleh dengan rumus:

$$c^* = \frac{(p+1)\, S_{LAD}^2}{\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{LAD}^t\, \widehat{\boldsymbol{\beta}}_{LAD}}, \tag{4.9}$$

dimana S_{LAD}^2 diperoleh dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$S_{LAD}^2 = \frac{\left(\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{X}\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{LAD}\right)^t \left(\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{X}\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{LAD}\right)}{n-(p+1)}. \tag{4.10}$$

4.2 Penerapan Regresi *Ridge Least Absolute Deviation*

Data yang digunakan adalah data harga penjualan dangke tahun 2013 di Kecamatan Cendana, Kabupaten Enrekang. Data ini sebelumnya telah diolah secara deskriptif oleh Wahyuni (2013).

Berdasarkan perhitungan penaksiran parameter, diperoleh penaksir parameter *RLAD* sebagai berikut:

Tabel 4.1 Nilai Penaksir Parameter *RLAD*

Variabel Bebas	$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{RLAD}$
Konstanta	9190.87
X_1	0.17
X_2	0.08
X_3	-453.23
X_4	249.47

Sumber: Hasil olah data (2015)

Penaksir parameter yang diperoleh selanjutnya diuji signifikansinya secara simultan (uji-F) dan secara parsial (uji-t). Pada pengujian signifikansi secara simultan diperoleh nilai $F_{hitung} = 3.636$ dan nilai $F_{(0.05,4,45)} = 2.579$. Diperoleh nilai $F_{hitung} > F_{(0.05,4,45)}$ sehingga H_0 ditolak. Jadi dapat disimpulkan bahwa untuk $\alpha = 5\%$ variabel-variabel bebas secara bersama-sama mempengaruhi harga penjulan dangke.

Selanjutnya dilakukan uji signifikansi secara parsial dan diperoleh nilai t_{hitung} sebagai berikut:

Tabel 4.2 Nilai t_{hitung}

Variabel Bebas	Parameter *RLAD*	t_{hitung}	$t_{0.05,45}$
Konstanta	9190.87	2.60489	2.0 14
X_1	0.17	0.0926210	
X_2	0.08	$\mathbf{4.11459}$	
X_3	-453.23	$\mathbf{-2.15644}$	
X_4	249.47	1.20833	

Sumber: Hasil olah data (2015)

Berdasarkan Tabel 4.2 terlihat bahwa jumlah produksi susu (X_2) dan jumlah produksi dangke (X_3) secara signifikan mempengaruhi harga penjualan dangke (Y).

Model regresi linier berganda terbaik dipilih dengan membandingkan nilai KTG_{RLAD} dengan KTG_{OLS} . Berdasarkan Persamaan (2.21b) diperoleh nilai KTG yang dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 4.3 Nilai Kuadrat Tengah Galat

Metode	KTG	R^2
OLS	2537086	0.203
RLAD	2406307.578	0.244

Sumber: Hasil olah data (2015)

Berdasarkan Tabel 4.3 nilai $KTG_{RLAD} = 2406307.578$ dan nilai $KTG_{OLS} = 2537086$. Terlihat bahwa nilai $KTG_{RLAD} < KTG_{OLS}$. Selain itu nilai $R^2_{ols} < R^2_{RLAD}$ sehingga dapat disimpulkan bahwa ketika data tidak berdistribusi normal dan terjadi multikolinieritas metode $RLAD$ lebih baik digunakan dibandingkan metode OLS. Persamaan regresi linier berganda terbaik yang terbentuk adalah sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{RLAD} = 9192 + 0.08\, X_2 - 453.23\, X_3$$

5. Kesimpulan dan Saran

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode *RLAD* merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah ketidaknormalan dan multikolinieritas pada data. Proses penaksiran parameter *RLAD* diawali dengan melakukan penaksiran parameter *LAD.* Proses penaksiran ini dilakukan dengan metode *IRLS.* Nilai penaksir parameter *LAD* yang diperoleh selanjutnya digunakan untuk menaksir parameter *RLAD* dengan rumus sebagai berikut:
$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{RLAD} = (\boldsymbol{X}^T\boldsymbol{X} + c^*\boldsymbol{I})^{-1}\boldsymbol{X}^t\widehat{\boldsymbol{Y}}_{LAD},$$
dimana $\widehat{\boldsymbol{Y}}_{LAD}$ adalah vektor penaksir parameter *LAD* yang diperoleh melalui proses iterasi dan c^* diperoleh dengan rumus:
$$c^* = \frac{(p+1)\, S^2_{LAD}}{\widehat{\boldsymbol{\beta}}^t_{LAD}\, \widehat{\boldsymbol{\beta}}_{LAD}}.$$
2. Pada kasus pelanggaran asumsi kenormalan dan multikolinieritas pada data harga penjualan dangke tahun 2013 di Kecamatan Cendana, Kabupaten Enrekang ketika diolah dengan metode *OLS* menghasilkan model regresi linier berganda dimana tak satupun variabel bebas yang secara signifikan berpengaruh terhadap variabel harga penjualan dangke. Data tersebut selanjutnya diolah dengan menggunakan metode *RLAD.* Setelah diolah dengan metode *RLAD*, terdapat dua variabel yang secara signifikan mempengaruhi variabel harga penjualan yaitu jumlah produksi susu (X_2) dan jumlah produksi dangke (X_3). Persamaan regresi linier berganda terbaik yang terbentuk adalah sebagai berikut:
$\hat{Y}_{RLAD} = 9192 + 0.08\, X_2 - 453.23\, X_3$.

5.2 Saran

Penelitian ini membahas tentang penggunaan metode regresi *RLAD*. Untuk penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menggabungkan antara metode regresi *ridge* dengan metode regresi *robust* M-*estimator* untuk mengatasi data yang mengalami masalah ketidaknormalan dan multikolinieritas.

Daftar Pustaka

Askin, R.G. dan D. C. Montgomery. 1980. *Augmented Robust Estimator*. *Technometrics*, Vol.22, No. 3, 333-341, *http://www.jstor.org/stable/1268317* , 23 Januari 2015.

Draper, N. dan H. Smith. 1992. *Analisis Regresi Terapan Edisi Kedua*. Jakarta : Gramedia.

El-Salam, Moawad El-Fallah. 2013. *The Efeciency of Some Robust Ridge Regression for Handling Multicolinearity and Non-Normal Errors Problem*. *Hikari Ltd*, Vol. 7, No. 77, 3831-3846.

Holland, P.W. 1973. *Weighted Ridge: Combining Ridge and Robust Regression Methods*. *Working Paper,* No. 11.

Hamilton, L. C. 1992. *Regression with Graphics A Second Course in Applied Statistics*. California : Duxbury.

Lawrence, K. D dan J. I. Arthur.1990. *Robust Regression: Analysis and Aplication.* New York: Marcel Deker.

Midi, H. dan Zahari, M. 2007. *A Simulation Study on Ridge Regression Estimators in The Presence of Outliers and Multicollinearity*. Jurnal Teknologi, Vol. 47, 59-74.

Katadinata, Abas. 2000. *Akuntansi dan Analisa Biaya.* Jakarta: Rineke Cipta.

Montgomery, D. C. dan E. A. Peck. 1992. *Introduction to Linear Regression Analysis Second Edition*. New York: Wiley.

Samkar, H. dan Alpu, O. 2010. *Ridge Regression Based on Some Robust Estimators. Journal of Modern Applied Statistical Methods,* Vol. 9, No. 17, 495-501

Sembiring, R.K. 1995. *Analisis Regresi Edisi Kedua*. Bandung : Penerbit ITB.

Wahyuni, A. Rezki. 2013. *Skripsi: Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Harga Jual Dangke di Kecamatan Cendana, Kabupaten Enrekang*. Makassar: Universitas Hasanuddin.

Walpole, E. R. dan Myers, R. H. 1995.*Ilmu Peluang dan Statistika untuk Insinyur dan Ilmuwan Edisi ke-4,* (diterjemahkan oleh RK Sembiring). Bandung: Penerbit ITB.